1Б

УДК 004.942

А.В. Бухановский, Ю.И. Нечаев
Санкт-Петербургский государственный университет информационных технологий, механики и оптики, Россия
nechaev@mail.ifmo.ru

Эволюционное моделирование задач многокритериальной оптимизации в системе исследовательского проектирования морских судов

Рассматривается подход и концептуальный базис эволюционного моделирования на современном этапе развития учения о естественной генетике в задачах исследовательского проектирования. Сформулированы теоретические принципы формализации проблемы с использованием достижений интеллектуальных технологий и высокопроизводительных средств вычислений. Приведены примеры реализации разработанного подхода в практических приложениях исследовательского проектирования морских судов.

Парадигма эволюционного моделирования в системе исследовательского проектирования морских судов

Создание формальной системы эволюционного моделирования связано с решением задач многокритериальной оптимизации, описывающих поведение судна в сложной динамической среде с помощью нового подхода к интерпретации динамики внешней среды, осуществляется на основе реальных данных о климатических спектрах морского волнения [1]. В отличие от имеющихся исследований [2-8] разработанная концептуальная модель эволюционного моделирования описывает существенные свойства исследуемой проблемной области в рамках нового подхода к решению задач многокритериальной оптимизации [9-12]. Функциональный блок заволюционного моделирования определяет построение и интерпретацию математической модели на базе интеллектуальной системы (ИС) исследовательского проектирования. Решение задач многокритериальной оптимизации ведется в рамках формального и строгого определения понятий и закономерностей естественной генетики [13] и формального аппарата теории систем [14].

Проблема оптимизации в задачах моделирования. Проблема оптимизации при моделировании поведения нелинейных динамических систем [15-17], особенно нестационарных систем, функционирующих в сложной динамической среде [15], [18], представляет большой теоретический и практический интерес в связи с созданием новой техники и технологий на базе достижений современной компьютерной математики и методов искусственного интеллекта [19]. Среди исследований в области оптимизации сложных динамических систем на современном этапе можно выделить следующие направления исследований [9]:

– использование классических методов и моделей, адаптированных с учетом реальных процессов взаимодействия объектов моделирования с внешней средой при различном уровне возмущающих воздействий;

– использование нетрадиционных подходов к оптимизации, основанных на достижениях интеллектуальных технологий и высокопроизводительных средств вычислений.

Оба эти направления связаны с решением задач оптимизации в сложной динамической среде, которая характеризуется НЕ-факторами [20]: неопределенность, неполнота, нелинейность, нестационарность. В этих условиях нельзя сразу отдать предпочтение какой-либо модели и использовать принцип конкуренции [18], позволяющий на основе генерации альтернатив выбирать предпочтительное решение. Принцип конкуренции сформулирован в рамках концепции мягких вычислений [21], объединяющей нечеткий логический базис с нейросетевыми моделями и генетическим алгоритмом (рис. 1).

Реализация принципа конкуренции [18] предусматривает использование критериальной базы оценки вариантов решения текущей задачи моделирования, сгенерированных в процессе эволюции объекта моделирования. Среди методов и моделей, используемых при реализации концепции мягких вычислений, следует выделить подход Беллмана – Заде [22], метод иерархий Саати [23], а также более простые оценки, основанные на модели выбора [24], функции выбора [25] и методе эталонов [26].

Поток информации, реализующий концептуальную модель эволюционного моделирования в системе исследовательского проектирования при интерпретации решений на основе интеллектуальных технологий и высокопроизводительных вычислительных средств, представлен на рис. 1.

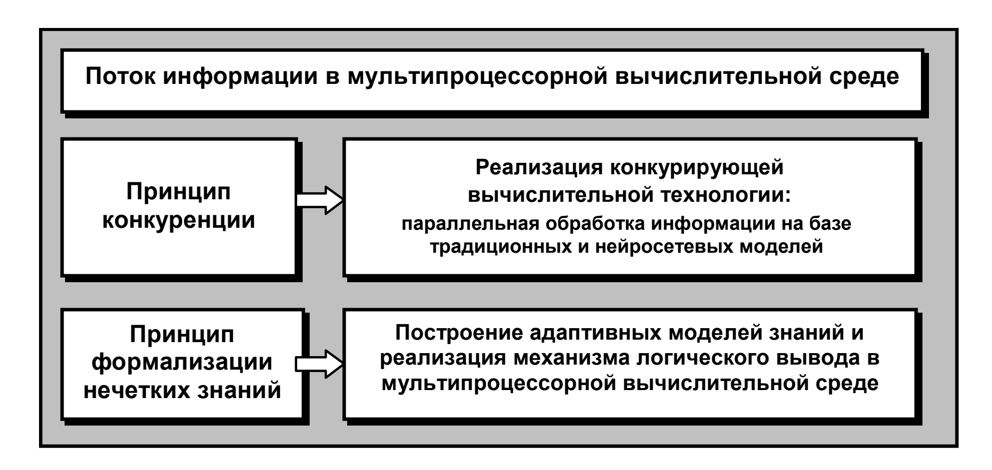


Рисунок 1 – Организация параллельной обработки информации при функционировании системы исследовательского проектирования морских судов

Исследования в области оптимизации показывают, что достаточно эффективным направлением, реализующим новые подходы к этой проблеме, являются эволюционные модели, основанные на использовании генетического алгоритма [10-12], [19]. Суть эволюционного подхода сводится к следующему:

– Фиксируется множество объектов X, параметры которых связаны друг с другом посредством структуры, и необходимо выбрать наилучшие структуры на основе заданного критерия оптимальности, который формируется на основе свойств объектов и может быть представлен в виде различных моделей, причем каждому объекту множества X сопоставляется определенное значение критерия F(X).

– Множество объектов произвольно, и необходимо построить представление S исходного множества объектов в другом множестве, обладающем некоторой структурой, в том числе и векторным пространством, причем связь между исследуемыми объектами описывается представлением $\varphi: X \to S$, а объекты выступают в качестве потенциальных решений задачи поиска экстремума с помощью поискового алгоритма.

– Процесс оптимизации на основе эволюционного моделирования состоит в построении множества объектов-решений, для которых выполняется следующее условие:

$$X^* = \arg\max_{s \in S} F\,[\varphi^{-1}(S)]. \tag{1}$$

Алгоритмы оптимизации представляют собой дискретные процедуры, состоящие в преобразовании исходного множества решений путем отбора наилучших по критерию F (функции пригодности) решений и генетических операторов, основными из которых являются кроссовер и мутация.

Функциональные блоки, с помощью которых реализуется процесс обработки информации в задачах эволюционного моделирования, представлены на схеме рис. 2. Здесь выделена последовательность преобразования информации многокритериальной оптимизации – от базы данных ИС исследовательского проектирования – до выдачи практических рекомендаций для принятия обоснованного решения.

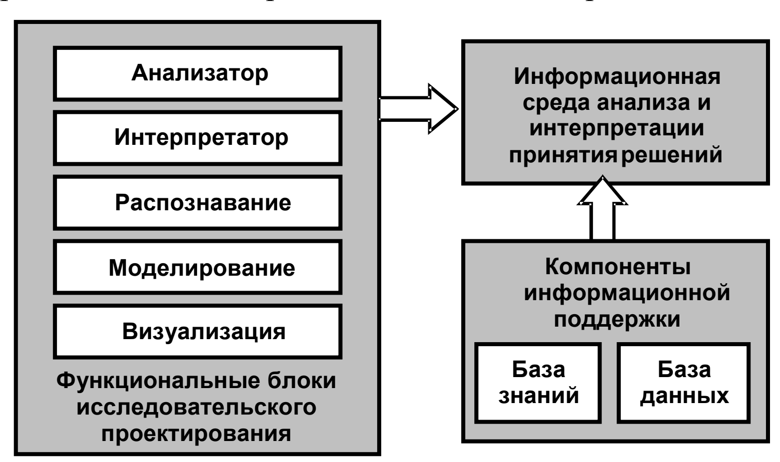


Рисунок 2 – Функциональные блоки системы интеллектуальной поддержки конструктора, реализующие процедуру эволюционного моделирования на базе технологии интеллектуальных систем

Ниже дается краткая характеристика принципов, при построении функционального блока эволюционного моделирования, использование которых ориентировано на новые поколения систем исследовательского проектирования морских судов с учетом реальных данных о климатических спектрах морского волнения в районе их эксплуатации [15], [27].

Принципы обработки информации, обеспечивающие быстродействие алгоритмов эволюционного моделирования в задачах исследовательского проектирования морских судов

Повышение эффективности функционирования, достоверности оценки и прогноза исследуемой ситуации в вычислительном комплексе эволюционного моделировния, использующих интеллектуальные технологии, достигается в рамках парадигмы обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде (рис. 3) [18]. Расширение функциональных возможностей системы обеспечивается на основе принципов открытости, сложности и конкуренции в рамках концепции мягких вычислений [15], [21].

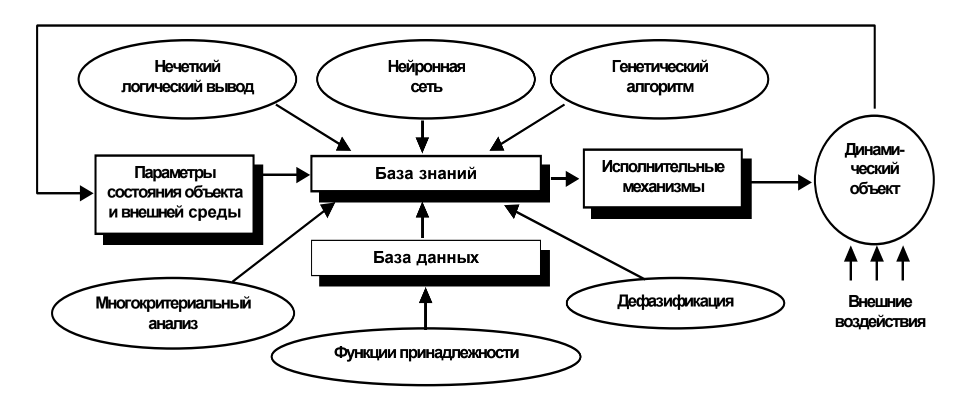


Рисунок 3 – Поток информации при реализации концепции мягких вычислений

Реализация принципа конкуренции [18] предусматривает использование критериальной базы оценки вариантов решения текущей задачи моделирования, сгенерированных в процессе эволюции объекта моделирования. Среди методов и моделей, используемых при реализации концепции мягких вычислений, следует выделить подход Беллмана – Заде [22], метод иерархий Саати [23]. Необходимо отметить, что подход Беллмана – Заде и метод анализа иерархий реализуют алгоритм многокритериальной оптимизации в нечеткой среде. Причем первый из них основан на построении экспертной матрицы критериев и ограничений с последующей операцией минимаксной композиции, тогда как метод анализа иерархий предполагает построение иерархической структуры в виде матрицы парных сравнений.

Решение задачи многокритериальной оптимизации в рамках подхода Беллмана – Заде состоит в достижении цели при заданных нечетких ограничениях. Пусть некоторая альтернатива x обеспечивает достижение цели со степенью $\mu_G(x)$ и удовлетворяет ограничениям со степенью $\mu_C(x)$. Тогда степень принадлежности альтернативы x решению задачи равна минимальному из этих чисел, т.е. (функция принадлежности) может быть интерпретирована в зависимости от числа целей λ_i и ограничений ν_j целей, а также их важности:

$$\begin{gathered} \mu_G(x) = \min \{\mu_G(x), \mu_C(x)\}. \\ \mu_G(x) = \min \{\mu_{G1}(x), \dots , \mu_{Gn}(x), \mu_{C1}(x), \dots , \mu_{Cm}(x)\}. \\ \mu_G(x) = \min \{\lambda_1\mu_{G1}(x), \dots , \lambda_n\mu_{Gn}(x), \nu_1\mu_{C1}(x), \dots , \nu_m\mu_{Cm}(x)\}. \end{gathered} \tag{3}$$

С учетом введенных обозначений функция $\mu_D(x)$ выражается как

$$\mu_D(x) = \begin{cases} \inf_{y \in N_x} \mu_G(y) \text{ при } x \in X^o; \\ 1 \text{ при } x \in X / X^o. \end{cases} \tag{4}$$

В соответствии с определением нечеткое решение рассматриваемой задачи имеет вид:

$$\begin{gathered} \mu_D(x) = \min \{\mu_G(x), \mu_C(x)\}; \\ \mu_D(x) = \begin{cases} \min\left\{ \mu_C(x), \inf_{y \in N_x} \mu_G(y) \right\} \text{ при } x \in X^o; \\ \mu_C(x) \text{ при } x \in X / X^o. \end{cases} \end{gathered} \tag{5}$$

Метод анализа иерархий является одним из наиболее распространенных при интерпретации данных в ИС [23]. В отличие от подхода Беллмана – Заде, метод иерархий предполагает представление исходной информации в виде относительных весов признаков, определяющих текущую ситуацию. Суть этого метода состоит в реализации

последовательности операций анализа иерархической структуры. Выделенные в этой структуре элементарные подзадачи анализируются методом иерархий [23], с помощью которого выделяются приоритеты (веса) признаков в целях выбора наилучших из них с использованием алгебраической теории матриц и экспертных процедур:

$$W\overline{\pi} = \lambda_{\max}\overline{\pi};$$

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \cdots & \pi_{1m} \\ \vdots & \pi_{ij} & \vdots \\ \pi_{n1} & \cdots & \pi_{nm} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} g_1 \\ \vdots \\ g_m \end{bmatrix}, \qquad (6)$$

где W – обратно симметричная матрица значений парных сравнений признаков относительно данного атрибута; $\overline{\pi}$ – нормированный вектор весов признаков; λ_{max} – наибольшее собственное значение матрицы W; П – результат определения глобальных приоритетов признаков Π_1, …, Π_N; N – число признаков; π_{ij} (i=1,…,n, j=1,…,m) – относительный вес i-го признака по j-му атрибуту; g_j – относительный вес j-го атрибута.

Матрица (6) обладает свойством

$$\Pi - NI = 0, \qquad (7)$$

где I – единичная матрица.

Контроль надежности выводов, полученных при использовании метода анализа иерархий в задачах принятия решений реализуется с использованием индекса согласованности I_S. Величина I_S определяется для каждой матрицы парных сравнений по вектору приоритетов V. Вектор V вычисляется как собственный вектор матрицы парных сравнений.

Процедура оценки индекса согласованности I_S осуществляется по соответствующему максимальному собственному числу λ:

$$I_S = (\lambda - n)/(n - 1), \qquad (8)$$

где $n > 1$ – число сравниваемых элементов (признаков или альтернатив), т.е. $n > 1$. Для обратносимметричных матриц, к которым относятся матрица парных сравнений (6), $\lambda \ge n$, поэтому индекс согласованности – величина неотрицательная и конечная.

Полученные индексы согласованности сравниваются с соответствующими средними $R_S = R_S(n)$, которые определяются при случайном выборе решения. Эти значения приведены в табл. 1.

Таблица 1 – Критические значения индекса согласованности

n	2	3	4	5	6	7	8	9
$R_S(n)$	0,1	0,58	0,90	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45

Оценкой надежности метода парных сравнений является отношение согласованности d_S:

$$d_S = I_S / R_S. \qquad (9)$$

Если величина d_S не превышает 0,2, то полученные результаты являются достоверными.

Особенность этого метода состоит в том, что результаты парных сравнений для двух сложных объектов достаточно сложно передать в виде точных цифр. Назначение цифр нередко кажется искусственным и достаточно произвольным. Действительно, представление результата сравнения в виде разумных цифр требует глубокого понимания задачи – насколько свойства рассматриваемых объектов влияют на достижение поставленной цели.

При анализе альтернатив в сложных ситуациях находят применение нечеткие оценки и граф-интерпретации, позволяющие рассматривать формирование действий конструктора в виде комбинаторных задач на графах. Область допустимых решений в этом случае определяется уровнем нечеткости графа, соответствующим нечеткой оценке. Задаваясь такой оценкой, можно определить область допустимых решений, а затем в этой области вести поиск оптимальных решений на графах [15].

Путь на графе для конкретной ситуации объединяет совокупность вершин с определенным порядковым номером. С каждым таким путем сопоставляются оценки, определяющие риск и временные затраты. Обозначив $S = (S_1,\dots,S_m)$ – множество всех путей в граф-модели плана реализации решения, можно установить экстремальный путь, определяемый соотношением:

$$S^{*} = \text{index}_{\,m} \min\{\mu_G(S_1),\dots,\mu_G(S_m)\}, \quad (10)$$

где $\mu_G(S_1),\dots,\mu_G(S_m)$ – функция принадлежности множества путей.

Концепция эволюционного моделирования в системе исследовательского проектирования

Формальное описание общей модели эволюционного моделирования реализуется с помощью генетического алгоритма GA [11], [12]:

$$GA = (P_o, L, I, S, R, F, t), \quad (11)$$

где $P_o = (p_1,\dots,p_L)$; p_L – решение задачи, представленное в виде хромосомы, кодирование которой осуществляется с помощью кода Грея [16]; L – целое число (размер популяции); I – целое число (длина каждой хромосомы в популяции); R – отображение, определяющее рекомбинацию (кроссовер (crossover), мутация (mutation); F – функция оптимальности (fitness function); t – критерий остановки.

При использовании GA в задачах оптимизации простой рандомизированный перебор при поиске минимума по методу Монте-Карло можно заменить на хранение популяции лучших с точки зрения функционала объектов и добавления новых объектов посредством мутации одного объекта, либо посредством кроссовера – обмена подобными частями у двух случайных объектов. Мутация – это почти полный аналог случайного шага в методе Монте-Карло, а кроссовер и популяция привлечены из биологии, где естественный отбор оптимизирует генотип [13]. Поток информации при реализации GA в задаче оптимизации представлен на рис. 4.

$$P(x)=\{\mu_i(x)|(i=1,\dots,n)\}. \quad (12)$$

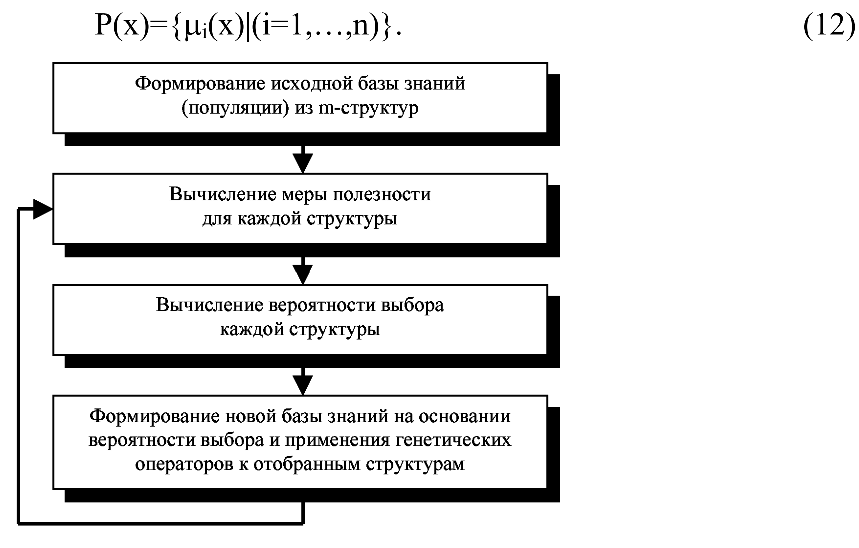


Рисунок 4 – Парадигма преобразования информации при реализации GA

Современные исследования GA в основном связаны с моделированием как средством изучения поведения алгоритмов и придания им новых свойств. Структурно-инвариантный анализ позволяет применить к моделям GA практически тот же метод декомпозиции, что и для динамических систем.

Из рисунка видно, что поиск более совершенных структур достигается с помощью GA, преобразующего текущую популяцию (БЗ). Это преобразование обеспечивается за счет селективного смещения в пользу более устойчивых структур. Таким образом, цель GA состоит в абстрактном и формальном объяснении процессов эволюции и адаптации, а также создания аппарата проектирования искусственных программных систем, содержащих механизмы эволюции естественных систем.

GA отличаются от других оптимизационных и поисковых процедур. Это отличие состоит в следующем [11], [12], [19]:

– работа не с параметрами, а с закодированными множествами;
– осуществление поиска из популяции точек, а не из единственной точки;
– использование для оценки информации целевой функции, а не ее приращений;
– использование вероятностных, а не детерминированных правил.

Основными генетическими операторами в задачах эволюционного моделирования являются кроссовер и мутация. Кроссовер (скрещивание) моделирует передачу наследственности хромосомами и обуславливает целенаправленное приближение хромосом к оптимальному решению. Однако использование классических операторов скрещивания (одноточечных или многоточечных кроссоверов) в отдельных случаях является малоэффективным. В работе [10] предложены другие операторы рекомбинации (рис. 5), уменьшающие число переборов и время сходимости алгоритма оптимизации.

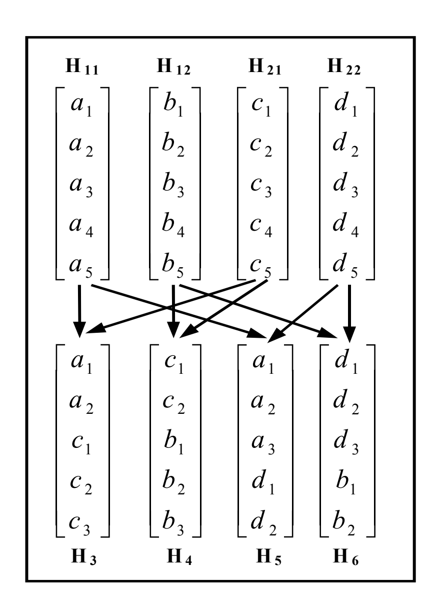


Рисунок 5 – Оператор рекомбинации: a_i b_i c_i d_i – значения генов

Одна из проблем эволюционного моделирования состоит в построении решения, позволяющего избежать попадания в локальный экстремум. Эффективная процедура выхода из локального экстремума связана с хромосомной мутацией (хромосомной перестройкой) [10]: дефишенси (концевые нехватки хромосом), дупликация (удвоение участков хромосом), инверсия (перестройка части генов в обратном порядке), транслокация – перенос части генов в той же хромосоме на новое место (образование изохромосомы) (рис. 6).

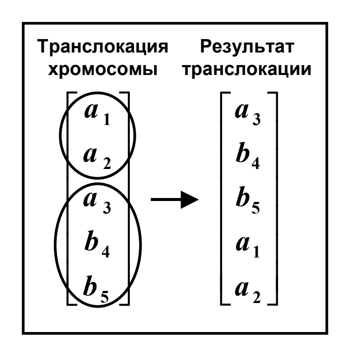


Рисунок 6 – Оператор транслокации

Данные типы перестроек играют важную роль в естественной эволюции, позволяя переходить к другим видам [10]. Построенные на их основе операторы мутации GA позволяет обходить локальные экстремумы.

Комбинация операторов кроссовера и мутации образуют схему замещения M в виде вектор-функции M(P), компонентами которой являются квадратичные формы:

$$M(P) = \langle p^{(t)T} M p^{(t)}, [S(1)p^{(t)}]^T M\, S(2)p^{(t)}, \ldots,$$

$$[S(k)p^{(t)}]^T M\, S(k)p^{(t)}, \ldots, [S(n)p^{(t)}]^T M\, S(n)p^{(t)} \rangle, \quad (13)$$

где M – матрица замещения; S(k) – матрица перестановок, зависящие от элемента популяции k.

Групповая структура на множестве X коммутирует со схемой замещения и задается матрицами S(k) в виде линейной группы матриц. Инвариантность схемы замещения относительно группы определяет симметрию GA.

Другим эффективным направлением в совершенствовании методов оптимизации сложных систем, функционирующих в нестационарной динамической среде, является использование преимуществ нейросетевого логического базиса. Реализация этих преимуществ привела к разработке теории нейро-эволюционного моделирования, сочетающего массовый параллелизм и нелинейное преобразование информации нейронных сетей с вычислительной технологией эволюционного моделирования. В рамках такой интеграции находят применение ансамбли нейронных сетей, а также интегрированные нейронные сети, использующие преимущества RBF-сетей, многослойного персептрона и самоорганизующихся карт Кохонена [28].

Последовательность операций, обеспечивающих процедуры эволюционного моделирования

Рассмотрим особенности задачи эволюционного моделирования. Пусть X – некоторое *множество* объектов (особей), среди которых надо найти оптимальный объект, а S – множество двоичных строк составленных из 0 или 1. Заданы отображения

$$F1{:}X \Rightarrow R,\ F2{:}X \Rightarrow S \text{ и } F3{:}S \Rightarrow X, \quad (14)$$

где S – множество действительных чисел. Функцию F1 в GA называют функцией приспособленности. Задан оператор

$$M1{:}S \Rightarrow S, \quad (15)$$

переводящий $s1 \in S$ в $s2 \in S$ путем инверсии в выбранных позициях.

Выбор позиций, подвергаемых инверсии, недетерминирован.

Введем оператор мутации

$$M2:X \Rightarrow X, \qquad (16)$$

определяемый как

$$M2(x)=F3(M1(F2(x))),\ x \in X. \qquad (17)$$

Операцию кроссовера определим следующим образом. Пусть $s1 \in S$ в $s2 \in S$, а P – множество номеров позиций, в которых строки различаются. Порождаемая при выполнении кроссовера строка обладает следующими свойствами:

– строка может совпадать со строками s_1 и s_2 в позициях, не вошедших в р;

– приблизительно половина позиций, вошедших в р, совпадает с позициями в строке s_1, а другая половина позиций из Р совпадает с позициями в строке s_2.

Требуется найти $x \in X$ такой, что

$$F_1(x)=\max\{F_1(z)|\ zX\}, \qquad (18)$$

т.е. ставится задача поиска строки с максимальным значением функции приспособленности.

Применяя последовательность «отбор – мутация» (рис. 7), можно направлять эволюцию элементов популяции к наиболее хорошим точкам пространства поиска.

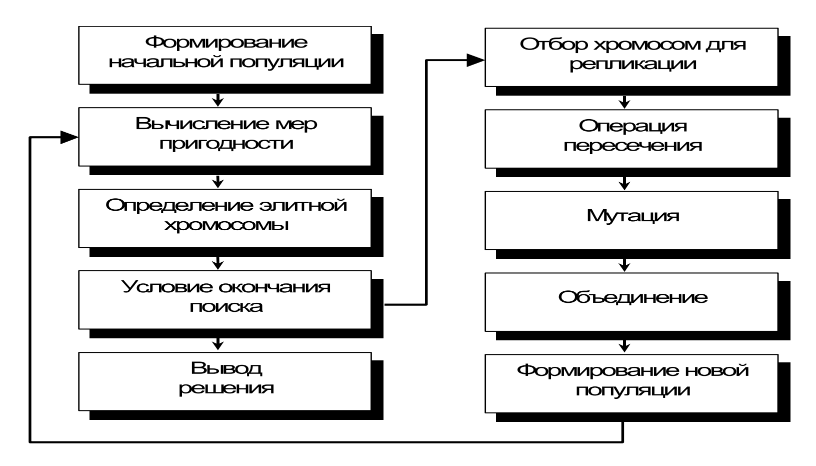


Рисунок 7 – Обобщенная блок-схема генетического алгоритма

При этом отбор производит селекцию подходящих элементов, а кроссовер и мутация накладывают стохастический шум на процесс эволюции, осуществляя переход к исследованию новых областей и точек пространства.

Нечеткая формальная система, обеспечивающая процедуры эволюционного моделирования

Композиционная модель нечеткого вывода в динамической базе знаний ИС исследовательского проектирования описывает связь всех возможных состояний логической системы с управляющими воздействиями и формально записывается в виде (X,R,Y), где $X=\{x_1,\ldots,x_n\}$; $Y=\{y_1,\ldots,y_m\}$ – базовые множества, на которых заданы входы A_i и выходы B_i нечеткой системы; R – нечеткое соответствие «вход – выход», которое строится на основе формализации нечетких стратегий. Принятие решений при функционировании нечеткой системы знаний осуществляется на основе модели [15]:

$$\text{«if } A_1\text{– then } B_1\text{, else if } A_2 \text{ then } B_2,\ldots, \text{ else if } A_N \text{ then } B_N\text{».} \qquad (19)$$

Здесь $A_1,\dots,A_N$ – нечеткие подмножества, определенные на базовом множестве X, а $B_1,\dots,B_N$ – нечеткие подмножества из базового множества Y. Эти нечеткие подмножества задаются с помощью функций принадлежности $\mu_{Ai}(x)$, $\mu_{Bi}(y)$. ($x \in X$, $y \in Y$).

$$R = A \times B = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\{\mu_A(x_i) \wedge \mu_B(y_i) \,|\, (x_i, y_i)\} \qquad (20)$$

или

$$\mu_R(x,y) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)), \qquad (21)$$

где $\mu_A(x)$, $\mu_B(y)$ – ФП элементов x, y множествам A и B.

В качестве нечеткой импликации при реализации механизма логического вывода в ИС использованы алгоритмы Мамдани и Сугено [15], [29].

Алгоритмы преобразования информации при реализации механизма логического вывода в ИС представлены на основе продукционных моделей [15], [27]:

$$\langle \text{If } X, \text{ then } Y, \text{ else } Z \rangle; \qquad (22)$$

$$(X \rightarrow Y\ (Z)),$$

где X, Y, Z – нечеткие множества, определенные на универсальных множествах U, V, W; множества X, Y, Z интерпретируются как нечеткий вход и нечеткий выход некоторой системы, отношения между которыми определяются моделью нечеткой системы.

При интерпретации модели (22) используются различные встроенные процедуры, основанные на применении аппарата статистического анализа, методов математического моделирования, методов качественного исследования дифференциальных уравнений на фазовой плоскости и др. Наряду с методами традиционной математики и аппаратом нечеткой логики здесь находят также широкое применение теория ИНС [28] и GA [11], [12].

Механизм, обеспечивающий логику функционирования и выработку решений по мере поступления информации о параметрах ДО и внешней среды, основан на выводе решений с помощью формальной процедуры [15], [27]:

$$F_i : S_k(t_i) \rightarrow U_j \qquad (23)$$

$$(k = 1,\dots,n;\ j = 1,\dots,J;\ i = 1,\dots,N),$$

где $S_k(t_i)$ – ситуация в момент времени t_i ; U_j – решение; F_i – множество правил.

Практическое приложение. Рассмотрим применение нейро-эволюционного моделирования в задаче контроля динамики сложного объекта с использованием концепции нейро-нечеткой системы ANFIS [30]. Потенциально настраиваемыми параметрами модели нечеткого вывода по Сугено в базе знаний адаптивной ИС, реализующей поддержку нейро-эволюционного моделирования, являются параметры функций принадлежности и коэффициенты в функциях, вычисляющих выход для нечетких логических правил.

Необходимым условием применения GA является представление параметров задачи в форме хромосом, т.е. в виде наборов ген, которые могут принимать различные значения (аллели). В данном случае параметрами задачи является набор коэффициентов системы нечеткого вывода: p_i, q_i и r_i. [16]. Для характеристики параметров системы применялось двоичное кодирование. Каждый параметр кодировался в виде 16 двоичных значений. Определялась допустимая область значений каждого коэффициента. Затем данная область разбивалась на 2^{16} равных интервала, каждому из которых присваивался номер для кодирования в виде генов с применением кодов Грея. Длина получившейся хромосомы равна 16×N, где N – число кодируемых параметров системы.

В задаче подбора параметров нечеткой системы шаги GA несколько отличались от шагов классической реализации. Рассмотрим эти шаги. Инициализация заключается

в случайном выборе заданного количества хромосом. Исходная популяция была получена посредством случайной модификации параметров системы, определенной методом экспертной оценки и кодирования их в виде хромосом. Начальная популяция, так же как и все последующие, представлена 100 хромосомами. Селекция хромосом заключалась в выборе тех хромосом, которые будут участвовать в создании потомков для следующей популяции.

При разработке системы управления сложным ДО в нестационарной динамической среде построение такой функции является нетривиальной задачей. Отбор хромосом осуществлялся по следующему принципу. Выбирается случайная хромосома и преобразуется в набор параметров системы нечеткого вывода. После чего производится имитационное моделирование поведения ДО. При этом в качестве параметров системы управления используется набор параметров, полученных из тестируемой хромосомы. Если параметры отвечают заданным критериям – хромосома отбирается для создания следующей популяции, в противном случае тестированию подвергается следующая случайная хромосома. Такая селекция хромосом полностью отвечает принципу естественного отбора и легко реализуема при наличии модели процесса. Для получения более адаптированных к различным условиям популяции хромосом имитационное моделирование каждый раз проводилось с различными внешними условиями и характеристиками ДО. С целью уменьшения вероятности случайного отбора «плохой» хромосомы имитационное моделирование можно проводить несколько раз для одной хромосомы.

На рис. 8 приведен график, отображающий результат уменьшения количества неудачных решений для каждой следующей популяции.

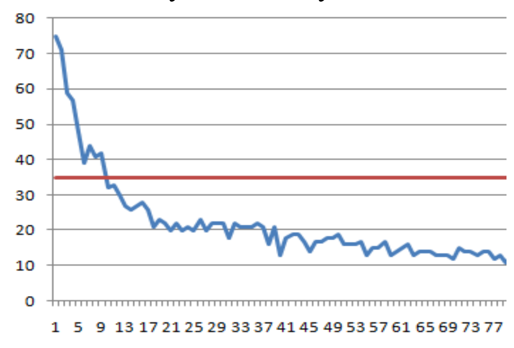


Рисунок 8 – Результат уменьшения числа неудачных решений
с ростом числа циклов обучения

Для сравнения на рис. 8 горизонтальной линией обозначено количество неудачных решений для начального варианта системы, полученного на основе экспертных оценок. Как видно из приведенного графика, применение GA для задачи адаптации системы нечеткого вывода дает лучшие результаты по сравнению с подобранными на основе экспертных оценок параметрами на базе априорной информации. Нахождение хороших решений происходит за сравнительно небольшое время, что было достигнуто путем применения широкого набора оптимизационных техник программирования, в том числе и распараллеливания алгоритма.

Применение генетических операторов. Для формирования новой популяции над отобранными хромосомами производится ряд генетических операций. В данной задаче применяются два основных оператора – скрещивание (crossover) и мутация. При этом скрещивание происходит при получении 100% новых хромосом. Мутация же производится лишь над очень небольшим количеством ген. Оценивание приспособленности хромосом в популяции (так же, как и селекция) производится с помощью функции приспособленности, определяемой по общему количеству удачных решений для данной популяции.

Литература

1. Estimation of extreme wave heights / L.J. Lopatoukhin, V.A. Rozhkov, V.E. Ryabinin [etc.] // JCOMM Technical Report, WMO/TD. – 2000. – № 1041. – P. 1-12.
2. Ашик В.В. Проектирование судов / Ашик В.В. – Л. : Судостроение, 1985.
3. Гайкович А.И. Основы теории проектирования сложных систем / Гайкович А.И. – Санкт-Петербург : МОРИНТЕХ, 2001.
4. Захаров И.Г. Теория компромиссных решений при проектировании корабля / Захаров И.Г. – Л. : Судостроение, 1987.
5. Нарусбаев А.А. Введение в теорию обоснования проектных решений / Нарусбаев А.А. – Л. : Судостроение, 1976.
6. Пашин В.М. Оптимизация судов / Пашин В.М. – Л. : Судостроение, 1983.
7. Худяков Л.Ю. Исследовательское проектирование кораблей / Худяков Л.Ю. – Л. : Судостроение, 1980.
8. Шауб П.А. Методы функционального проектирования в анализе и синтезе сложных систем / П.А. Шауб // Морская радиоэлектроника. – 2002. – № 1. – С. 44-48.
9. Богатырев М.Ю. Структурно-инвариантный анализ в информационно-управляющих системах / М.Ю. Богатырев // Управление и информационные технологии УИТ-2003 : труды всероссийской научной конференции, 2003. – Т. 2. – С.131-136.
10. Комарцова Л.Г. Двухэтапный алгоритм обучения нейронной сети на основе генетического поиска / Л.Г. Комарцова // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2001. – № 1. – С. 3-9.
11. Курейчик В.М. Генетический алгоритм: обзор и состояние / В.М. Курейчик // Новости искусственного интеллекта. – 1998. – № 3. – С. 14-63.
12. Скурихин А.Н. Генетические алгоритмы / А.Н. Скурихин // Новости искусственного интеллекта. – 1995. – № 4. – С. 6-46.
13. Goldberg D.E. Genetic and evolutionary algorithms in the real world / D.E. Goldberg // IlliGAL Report. – 1999.– № 99013.
14. Месарович М. Общая теория систем: математические основы / М. Месарович, Я. Такахара. – М : Мир, 1978.
15. Бортовые интеллектуальные системы. Часть 2. Корабельные системы. – М. : Радиотехника, 2006.
16. Калюжный Д.А. Нейро-нечеткий контроль динамики летательного аппарата при посадке в морских условиях / Д.А. Калюжный, Ю.И. Нечаев // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2009.– Т. 2, № 2. – С. 34-40.
17. Нечаев Ю.И. Нейро-нечеткие технологии в интеллектуальной системе контроля посадки летательных аппаратов корабельного базирования / Ю.И. Нечаев // Сборник Научных трудов XI Всероссийской научно-технической конференции по нейроинформатике «Нейроинформатика-2009». – М. : МИФИ, 2009. – С. 209-278.
18. Нечаев Ю.И. Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени / Ю.И. Нечаев // Труды 5-й Всероссийской конференции «Нейроинформатика-2003». – М. : МИФИ, 2003. – Часть 2 : Лекции по нейроинформатике. – С. 119-179.
19. Нечаев Ю.И. Искусственный интеллект: концепции и приложения / Нечаев Ю.И. – Санкт-Петербург : ГМТУ, 2002.
20. Нариньяни А.С. Не-факторы: неточность и недоопределенность – различие и взаимосвязь / А.С. Нариньяни // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2000. – № 5. – С. 44-56.
21. Zadeh L. Fuzzy logic, neural networks and soft computing / L. Zadeh // Commutation on the ASM-1994. – Vol. 37, № 3. – P. 77-84.
22. Беллман Р. Принятие решений в расплывчатых условиях / Р. Беллман, Л. Заде. – М. : Мир, 1976.
23. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий / Саати Т. – М. : Радио и связь, 1993.
24. Воробьева Г.И. Модели выбора оптимальных форматов представления объектов в базах данных удаленного доступа / Г.И. Воробьева // Труды X всероссийской конференции «Телематика-2003». – Санкт-Петербург, 2003. – Т. 1. – С. 233-235.
25. Юдин А.Д. Пополнение и синтез знаний в задачах теории принятия решений / А.Д. Юдин, Д.Б. Юдин // Изв. РАН. Техническая кибернетика. – 1992. – № 5. – С. 28-49.
26. Groppen V.O. Smart computing principles. Models and algorithms / V.O. Groppen // Proceedings of the fifth conference on evolutionary methods of design, optimization and control with applications to industrial and social problems. – Spain, Barselona, 2003. – P. 133-134.
27. Интеллектуальные системы в морских исследованиях и технологиях / [Александров В.Л., Матлах А.Т., Нечаев Ю.И., Поляков В.И., Ростовцев Д.М.] – Санкт-Петербург : ГМТУ, 2001.

28. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Уоссермен Ф. – М. : Мир, 1992.
29. Asai K. Applied fuzzy system / Asai K., Sugeno M., Terano T. – New York : Academic Press, 1994.
30. Jang J.S.R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems / J.S.R. Jang // IEEE Trans. On systems, man and cybernetics. – 1993. – Vol. 23. – P. 665-685.
31. Романов С.В. Вопросы выбора альтернатив в задачах распознавания при структурно-графическом анализе данных / С.В. Романов // Сборник докладов Международной конференции по мягким вычислениям и измерениями SCM-2000. – Санкт-Петербург, 2000. – Т. 1. – С. 108-112.

Literatura

1. Lopatoukhin L.J. JCOMM Technical Report, WMO/TD. № 1041. 2000. P. 1-12.
2. Ashik V.V. Proektirovanie sudov. L.: Sudostroenie. 1985.
3. Gajkovich A.I. Osnovy teori iproektirovanija slozhnyh system. Sankt-Peterburg: MORINTEH. 2001
4. Zaharov I.G. Teorija kompromissnyh reshenij priproektirovanii korablja. L.: Sudostroenie. 1987.
5. Narusbaev A.A. Vvedenie v teopijuo bosnovanija proektnyh reshenij. L.: Sudostroenie. 1976.
6. Pashin V.M. Optimizacija sudov. L.: Sudostroenie. 1983.
7. HudjakovL.Ju. Issledovatel’skoe proektirovanie korablej. L.: Sudostroenie. 1980.
8. Shaub P.A. Morskaja radiojelektronika. № 1. 2002. S. 44-48.
9. BogatyrevM.Ju. Upravlenie iinformacionnye tehnologii UIT-2003: trudy vserossijskoj nauchnoj konferencii. T. 2. 2003. S. 131-136.
10. Komarcova L.G. Nejrokompjutery: razrabotka, primenenie. № 1. 2001. S. 3-9.
11. Kurejchik V.M. Novosti iskusstvennogo intellekta. № 3. 1998. S. 14-63.
12. Skurihin A.N. Novostii skusstvennogo intellekta. № 4. 1995. S. 6-46.
13. Goldberg D.E. Genetic and evolutionary algorithms in the real world. IIIiGAL Report. № 99013. 1999.
14. Mesarovich M. Obshhaj ateorija sistem: matematicheskie osnovy. M: Mir. 1978.
15. Bortovye intellektual’nye sistemy. Chast’ 2.Korabel’nye sistemy. M.: Radiotehnika. 2006.
16. KaljuzhnyjD.AInformacionno-izmeritel’nye I upravljajushhie sistemy. T 2. № 2. 2009. S. 34-40.
17. NechaevJu.I. SbornikNauchnyhtrudov HI Vserossijskoj nauchno-tehnicheskoj konferencii po nejroinformatike «Nejroinformatika-2009». M.: MIFI. 2009. S. 209-278.
18. NechaevJu.I. Trudy 5-j Vserossijskoj konferencii «Nejroinformatika-2003».Chast’ 2: Lekcii po nejroinformatike. M.: MIFI. 2003. S. 119-179.
19. NechaevJu.I. Iskusstvennyj intellekt: koncepcii i prilozhenija. Sankt-Peterburg: GMTU. 2002.
20. Narin'jani A.S. Izvestija RAN. Teorija I sistemy upravlenija.№ 5. 2000. S 44-56
21. Zadeh L. Sommutation on the ASM-1994. Vol. 37. № 3. P. 77-84.
22. Bellman R. Prinjatie reshenij v rasplyvchatyh uslovijah. M.: Mir. 1976.
23. Saati T. Prinjatie reshenij. Metod analizaierarhij. M.: Radio isvjaz’. 1993.
24. Vorob'eva G.I. Trudy Xvserossijskoj konferencii «Telematika-2003». Sankt-Peterburg. T. 1. 2003. S. 233-235.
25. Judin A.D. Izv. RAN. Tehnicheskaja kibernetika. № 5. 1992. S. 28-49.
26. Groppen V.O. Proceedings of the fifth conference on evolutionary methods of design, optimization and control with applications to industrial and social problems. Spain, Barselona. 2003. P. 133-134.
27. Intellektual’nyesistemy v morskihissledovanijahitehnologijah. Sankt-Peterburg: GMTU. 2001.
28. Uossermen F. Nejrokomp'juternajatehnika: teorijaipraktika.M.: Mir. 1992.
29. Asai K. Applied fuzzy system. New York: Academic Press. 1994.
30. Jang J.S.R. IEEE Trans. On systems, man and cybernetics. Vol. 23. 1993. P. 665-685.
31. Romanov S.V. Sbornik dokladov Mezhdunarodnoj konferencii po mjagkim vychislenijam i izmerenijami SCM-2000. Sankt-Peterburg. T. 1. 2000. S. 108-112.

А.В. Бухановський, Ю.І. Нечаєв

Еволюційне моделювання задач багатокритеріальної оптимізації в системі дослідницького проектування морських суден

Розглядається підхід і концептуальний базис еволюційного моделювання на сучасному етапі розвитку вчення про природну генетику в задачах дослідницького проектування. Сформульовані теоретичні принципи формалізації проблеми з використанням досягнень інтелектуальних технологій та високопродуктивних засобів обчислень. Наведені приклади реалізації розробленого підходу в практичних застосуваннях дослідницького проектування морських суден.

Статья поступила в редакцию 29.07.2011.